



Artículo / Article

Estimación de parámetros forestales en bosques de coníferas con técnicas de percepción remota

Forest parameter estimation in conifer forests using remote sensing techniques

Gustavo Torres-Rojas¹, Martín Enrique Romero-Sánchez^{2*}, Efraín Velasco-Bautista² y Antonio González-Hernández²

Resumen

El objetivo principal fue evaluar la capacidad de dos plataformas satelitales: *SPOT* y *Quickbird*[®] para la estimación de parámetros forestales de interés en un área bajo manejo, localizada en los límites entre el Estado de México y Michoacán. Se comparó la precisión de las estimaciones contra datos de campo. Los parámetros estimados fueron altura total, diámetro normal y carbono aéreo. Se calcularon diferentes índices de vegetación para usarse como variables predictoras y se utilizó la prueba de correlación de Pearson (r) para determinar el grado de asociación de los datos obtenidos en campo con las diferentes variables derivadas de las imágenes de satélite. Las variables respuesta con alta correlación con la predictora y con baja correlación entre sí, fueron seleccionadas para la estimación de cada uno de los parámetros, a través de modelos de regresión. La validación de estos se llevó a cabo usando la raíz del error cuadrático medio (RECM) y RECM relativo de las estimaciones contra los datos medidos en campo. Los resultados mostraron correlaciones negativas importantes ($SPOT = -0.60, -0.75$; $Quickbird = -0.58, -0.80$). El análisis de regresión señala buenos ajustes en todos los casos ($R^2 = 0.59-0.91$). Para la validación de los modelos (RECM) se obtuvieron los valores más bajos en diámetros y alturas: 5.15 cm y 2.50 m, respectivamente, en el caso de la imagen *SPOT 5 HRG*, mientras que con la imagen *Quickbird* el valor más bajo fue para carbono aéreo (0.77 Mg C).

Palabras clave: Atributos forestales, manejo forestal, *Quickbird*, regresión, sensores remotos, *SPOT*.

Abstract

The main objective was to evaluate the capacity of two satellite platforms: *SPOT* and *Quickbird*[®] in order to estimate the forest parameters of interest in an area under management, located between the borders of the State of Mexico and *Michoacán*. The accuracy of the estimation was compared with field data. The estimated parameters were total height, normal diameter and aboveground carbon. Various vegetation indices were estimated and used as predictive variables, and Pearson's (r) correlation test was utilized to determine the degree of association between the data obtained in field and the different variables derived from the satellite images. Response variables showing a high correlation with the predictive variable and a low correlation between each other were selected in order to estimate each of the parameters using regression models. These were validated using the root mean square error (RMSE) and the relative RMSE of the estimations against the data measured in field. The results showed significant negative correlations ($SPOT = -0.60, -0.75$; $Quickbird = -0.58, -0.80$). The regression analysis showed good adjustments in all cases ($R^2 = 0.59-0.91$). For the validation of the models (RMSE), the lowest values in diameter and height -5.15 cm and 2.50 m, respectively- were obtained in the case of the *SPOT 5 HRG* image, while the lowest value in the *Quickbird* image was for aboveground carbon (0.77 Mg C).

Key words: Forest attributes, forest management, *Quickbird*, regression, remote sensing, *SPOT*.

Fecha de recepción/Reception date: 27 de marzo de 2016; Fecha de aceptación/Acceptance date: 20 de julio de 2016.

¹ Programa de Vigilancia Entomológica del Dengue. Servicios de Salud Pública. Ciudad de México, México

² Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Conservación y Mejoramiento de Ecosistemas Forestales. Ciudad de México, México. INIFAP. Correo-e: romero.martin@inifap.gob.mx.

Introducción

La percepción remota aplicada al manejo forestal comprende, principalmente, cuatro categorías: clasificación de la cobertura forestal, estimación de atributos forestales, detección de cambios en el bosque y modelado espacial (Franklin, 2001). Dentro de estas, la estimación de atributos forestales mediante sensores remotos es de particular interés en el área de manejo forestal sustentable, ya que ofrece la posibilidad de obtener información consistente, coherente y transparente; además de, la de tipo espacial explícita en áreas de difícil acceso (Herold *et al.*, 2011). Desde la década pasada, el cálculo de variables forestales ha evolucionado, de una actividad basada, sobre todo, en inventarios forestales en campo, a un esfuerzo asistido por sensores remotos (Miranda-Aragón *et al.*, 2013; Asner y Mascaro, 2014).

El continuo avance en el mejoramiento de las capacidades de los diferentes tipos de sensores ofrece la oportunidad de desarrollar técnicas de análisis que maximicen las capacidades de las plataformas satelitales disponibles.

La estimación de parámetros biofísicos (medidos en los inventarios forestales) a partir de sensores remotos se divide principalmente en métodos estadísticos y físicos (Häme *et al.*, 2013). Los primeros usan estimaciones bajo el supuesto de una buena correlación estadística entre datos satelitales y las variables de interés (Aguirre-Salado *et al.*, 2012a; Song, 2013; Wulder *et al.*, 2014). Los segundos consisten en realizar mediciones directas en campo, de manera tal que sirvan como variables auxiliares en las estimaciones (GOF-C-GOLD, 2011).

La mejora de las plataformas y sensores, en términos de resolución espacial, temporal y radiométrica (Roy *et al.*, 2014) así como, el acceso a bases de datos satelitales de forma gratuita (Woodcock *et al.*, 2008) permitió que la investigación relacionada con la extracción de información biofísica de imágenes satelitales multispectrales se haya incrementado exponencialmente en los últimos años (Wulder *et al.*, 2008; 2012). El acceso a imágenes satelitales de alta resolución espacial (e.g. Quickbird®, Geoeye®) posibilita nuevas opciones para la estimación de características biofísicas del arbolado de manera indirecta, lo cual minimiza el costo de hacerlo mediante inventarios tradicionales (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006).

En México, la utilización de tecnología satelital se ha enfocado a la detección de cambios en la cobertura arbórea (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006; Aguirre-Salado *et al.*, 2012; Gebhardt *et al.*, 2014), y el monitoreo aplicado al manejo forestal se ha encaminado, básicamente, a variables tales como área basal, biomasa área (Aguirre-Salado *et al.*, 2014), y en segundo plano, las estimaciones de volumen en pie y algunas variables dasométricas importantes para el manejo forestal: diámetro normal y altura total.

Introduction

Remote sensing applied to forest management comprises mainly four categories: forest cover classification, estimation of forest attributes, detection of changes in the forest and spatial modeling (Franklin, 2001). Among these, the estimation of forest attributes using remote sensing is of particular sense in the area of sustainable forest management, as it offers the possibility to obtain consistent, coherent and transparent information, besides explicit spatial information in areas with difficult access (Herold *et al.*, 2011). Since the last decade, the estimation of forest variable has evolved from an activity based mainly on field forest inventories to an endeavor assisted by remote sensing (Miranda-Aragón *et al.*, 2013; Asner and Mascaro, 2014).

Ongoing progress in the improvement of the capacities of the various types of sensors provides an opportunity to develop analysis techniques to maximize the capabilities of the available satellite platforms.

The estimation of biophysical parameters (measured in forest inventories) is based on remote sensing, which comprises both statistical and physical methods (Häme *et al.*, 2013). The former use estimates under the assumption of a good statistical correlation between the satellite data and the variables of interest (Aguirre-Salado *et al.*, 2012a; Song, 2013; Wulder *et al.*, 2014). The latter consist in carrying out direct measurements in the field and using these as auxiliary variables in the estimation procedures (GOF-C-GOLD, 2011).

The improvement of the platforms and sensors in terms of spatial, temporal and radiometric resolution (Roy *et al.*, 2014) as well as free access to the satellite databases (Woodcock *et al.*, 2008) has made possible to exponentially increase research based on biophysical information obtained from multispectral satellite images in the last few years (Wulder *et al.*, 2008; 2012). Access to high spatial resolution satellite images (e.g. Quickbird®, Geoeye®) enables new options for the indirect estimation of the biophysical characteristics of the trees, whereby the cost of estimating them based on traditional inventories is minimized (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006).

In Mexico, the use of satellite technology has focused on the detection of changes in the tree cover (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006; Aguirre-Salado *et al.*, 2012; Gebhardt *et al.*, 2014), and forest management monitoring has been directed primarily at such variables as basal area, biomass (Aguirre-Salado *et al.*, 2014), and, secondly, at the estimation of the standing volume and certain important dasometric variables for forest management, such as diameter at breast height and total height.



En este trabajo se evaluó la capacidad de dos plataformas satelitales: *SPOT* (*Satellite Pour l'Observation de la Terre*, por sus siglas en francés) y *Quickbird*[®], en la estimación de parámetros forestales de interés (i.e. biomasa aérea/carbono, diámetro normal, altura total). Los satélites utilizados presentan diferentes resoluciones, radiométrica y espacial, por lo que se comparó la precisión de las estimaciones contra datos de campo con el objetivo de validar el uso de imágenes satelitales de muy alta resolución (*Quickbird*) para la estimación de parámetros forestales, en comparación con otro sensor de menor resolución espacial (*SPOT*).

Materiales y Métodos

Ubicación del área de estudio

El área de estudio se localiza en el municipio San José del Rincón, al noroeste del Estado de México, en el predio La Sabaneta (Figura 1), cuyas coordenadas son 19°29' y 19°47' latitud norte; meridianos 100°01' y 100°16' longitud oeste. Comprende una superficie de 16 826 ha. Predomina el tipo de clima semifrío, subhúmedo con lluvias en verano, de mayor humedad, con una temperatura media anual de 10 a 14 °C. La precipitación mínima anual es de 800 y la máxima de 1 000 mm. El predio está bajo manejo forestal, se aprovechan comercialmente dos especies: *Abies religiosa* (Kunth) Schltdl. *et* Cham. y *Pinus pseudostrabus* Lindl. También se han registrado otras especies tales como *Cupressus lindleyi* Klotzsch ex Endl., *Quercus rugosa* Née y *Prunus* sp. (Probosque, 2010).

The present research assessed the capacity of two satellite platforms -*SPOT* (*Satellite Pour l'Observation de la Terre*, French acronym) and *Quickbird*[®]- in the estimation of forest parameters of interest (i.e. aboveground biomass/aboveground carbon, diameter at breast height, total height). The satellites utilized have different radiometric and spatial resolutions; therefore, the accuracy of the estimates was compared with field data to validate the use of extremely high-resolution satellite images (*Quickbird*) for the estimation of forest parameters, compared to another sensor with a lower spatial resolution (*SPOT*).

Materials and Methods

Location of the study area

The study area is located in the municipality of *San José del Rincón*, northwest of the State of Mexico, in the plot named *La Sabaneta* (Figure 1), between the coordinates 19°29' and 19°47' N, and 100°01' and 100°16' W. It comprises a surface area of 16 826 has. Its climate is predominantly sub-humid, semi-cold, with rains in the summer, when it becomes more humid, and with a mean annual temperature of 10 to 14 °C. The annual minimum precipitation is 800 mm, and the maximum is 1 000 mm. The plot is under forest management; two species are commercially exploited: *Abies religiosa* (Kunth) Schltdl. *et* Cham. and *Pinus pseudostrabus* Lindl. Other species such as *Cupressus lindleyi* Klotzsch ex Endl., *Quercus rugosa* Née and *Prunus* sp. have also been cited (Probosque, 2010).

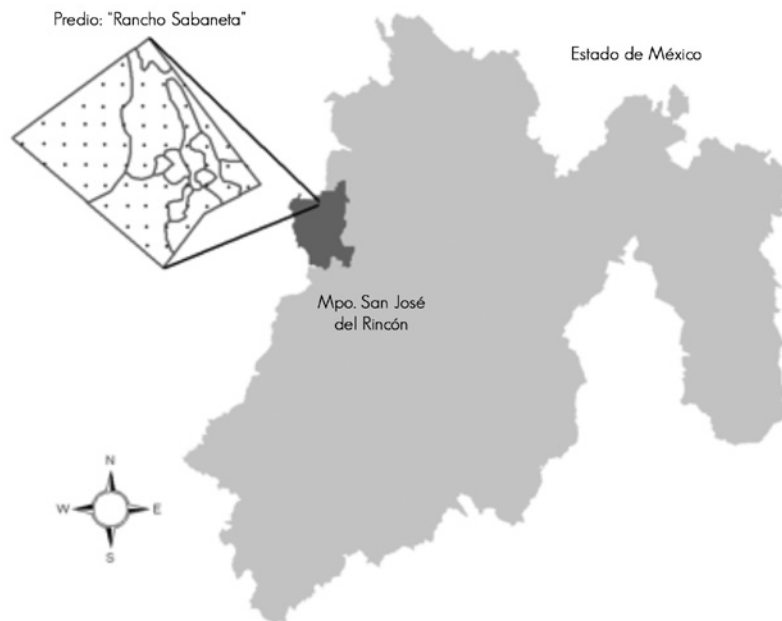


Figura 1. Localización del área de estudio.
Figure 1. Localization of the study area.

Datos de inventario

Se obtuvieron variables dasométricas en 64 sitios de muestreo de 1 000 m² distribuidos sistemáticamente en 12 rodales (Figura 2). En cada unidad de muestreo se registraron las siguientes características: tipo de vegetación, condición, pendiente (%), cobertura (%), exposición, altitud (msnm), coordenada central, número de árboles por sitio, especie, diámetro normal (cm), altura total (m) y edad (años). El diseño utilizado se basó en una red de sitios de muestreo con equidistancias de 400 m² (Figura 2).

Inventory data

Dasometric variables were estimated at sixty-four 1 000m² sampling sites systematically distributed in 12 stands (Figure 2). The following characteristics were registered for each sampling unit: vegetation type, condition, slope (%), cover (%), exposure, altitude (masl), central coordinate, number of trees per site, species, diameter at breast height (cm), total height (m) and age (years). The design used was based on a network of sampling sites at equal distances of 400 m² (Figure 2).

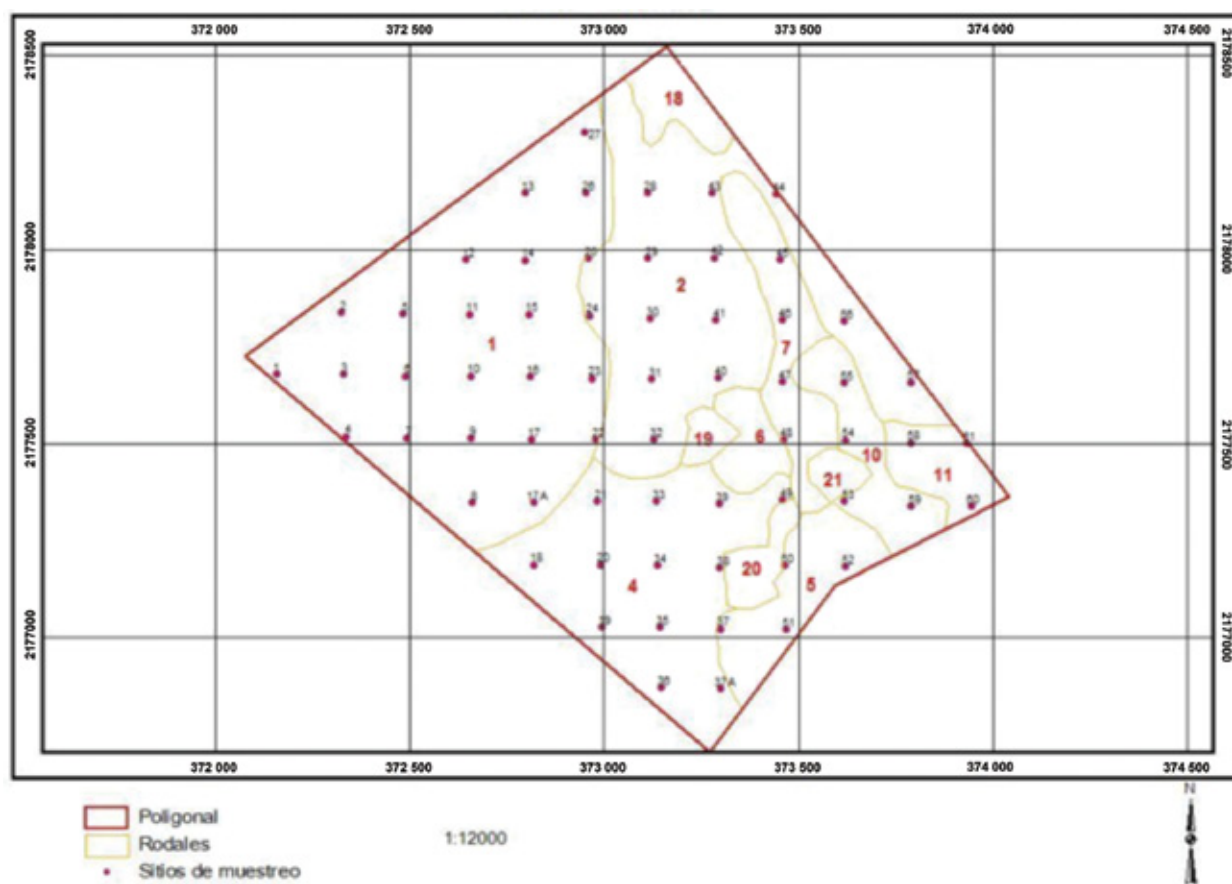


Figura 2. Distribución de los sitios de muestreo.
Figure 2. Distribution of the sampling sites.

En la estimación de biomasa/carbono por sitio de muestreo, se utilizaron ecuaciones alométricas de las especies presentes (Cuadro 1). Los valores individuales de carbono se sumaron para obtener valores totales por unidad de muestreo.

In the estimation of the biomass/carbon per sampling site, allometric equations of the occurring species were applied (Table 1). The individual carbon values were added to obtain the totals per sampling unit.



Cuadro 1. Ecuaciones alométricas utilizadas en este estudio.

Especie	Estimación de Carbono	Autor
<i>Abies religiosa</i> (Kunth) Schltl. et Cham.	$0.033 \cdot DN^{2.51}$	Avendaño <i>et al.</i> , 2009
<i>Pinus pseudostrabus</i> Lindl.	$376376 \cdot DN^{1.7317} \cdot H^{1.2239}$	Velasco <i>et al.</i> , 2012
<i>Alnus</i> sp.	$0.11765 \cdot DN^{2.23}$	Acosta <i>et al.</i> , 2002
<i>Cupressus</i> sp.	$0.2639 \cdot DN^2$	Virgil, 2010 (citado por Carrillo <i>et al.</i> , 2014)
<i>Quercus</i> sp.	$e^{(-2.27+2.39 \cdot \text{Log}(DN))} \cdot 0.5$	Ayala <i>et al.</i> , 2001

DN = Diámetro normal; H = Altura total.

Table 1. Allometric equations utilized in this study.

Species	Carbon estimate	Author
<i>Abies religiosa</i> (Kunth) Schltl. et Cham.	$0.033 \cdot DBH^{2.51}$	Avendaño <i>et al.</i> , 2009
<i>Pinus pseudostrabus</i> Lindl.	$376376 \cdot DBH^{1.7317} \cdot H^{1.2239}$	Velasco <i>et al.</i> , 2012
<i>Alnus</i> sp.	$0.11765 \cdot DBH^{2.23}$	Acosta <i>et al.</i> , 2002
<i>Cupressus</i> sp.	$0.2639 \cdot DBH^2$	Virgil, 2010 (cited by Carrillo <i>et al.</i> , 2014)
<i>Quercus</i> sp.	$e^{(-2.27+2.39 \cdot \text{Log}(DBH))} \cdot 0.5$	Ayala <i>et al.</i> , 2001

DBH= Diameter at breast height; H= Total height.

Imágenes satelitales y preprocesamiento

Se obtuvo una imagen SPOT 5 HRG de la estación de recepción México, a través del convenio de colaboración con el Instituto Nacional de Investigaciones Forestales Agrícolas y Pecuarias (INIFAP) y Estación de Recepción México (ERMEX). La imagen fue adquirida el 1 de abril de 2009 con nivel de procesamiento 2A. La imagen Quickbird fue donada por la empresa Merrick® México con fecha de toma 6 de marzo de 2009. Ambas imágenes se georreferenciaron al sistema UTM zona 14 N con Datum WGS84 (Figura 3).

Satellite images and pre-processing

A SPOT 5 HRG image was obtained from the Mexico Receiving Station through the collaboration agreement with the National Institute for Forestry, Agriculture and Livestock Research (INIFAP) and Mexico Receiving Station (ERMEX). The date when the SPOT image was taken is April 1, 2009, with a 2A processing level. The Quickbird image was donated by Merrick® Mexico and was taken on March 6, 2009. Both images were georeferenced to UTM zone 14 N, using Datum WGS84 (Figure 3).

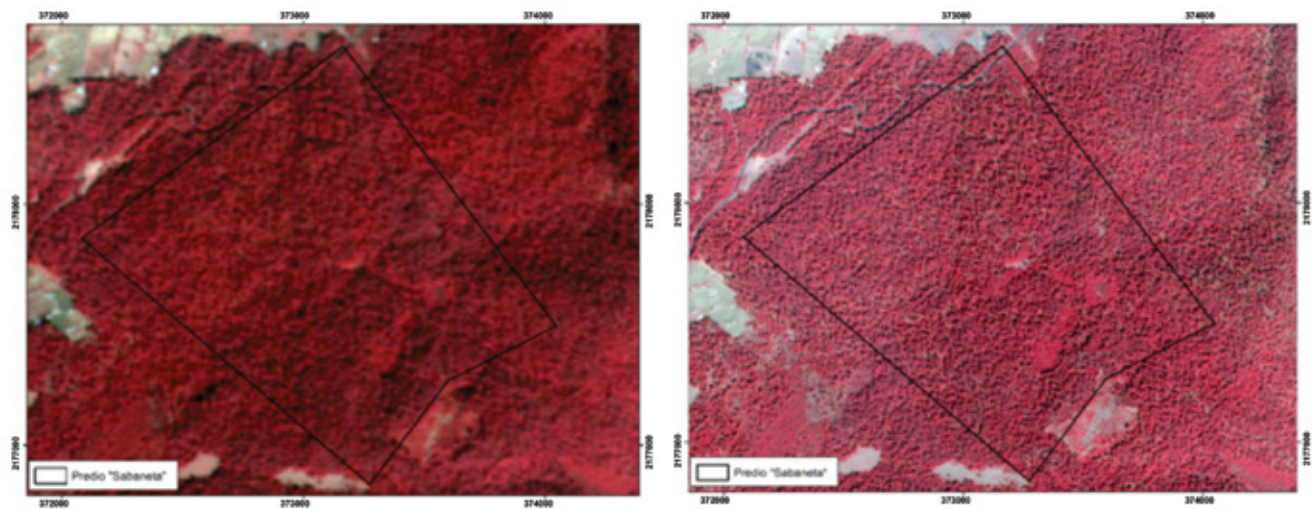


Figura 3. Imágenes satelitales SPOT (izquierda) y Quickbird (derecha) en falso color; bandas infrarrojo cercano, rojo y verde.
Figure 3. False color SPOT (left) y Quickbird (right) satellite images; red and green near infrared bands.

Las imágenes de satélite recibieron un preprocesamiento antes de utilizarlas para la extracción de información espectral. La imagen SPOT fue corregida a la Quickbird para asegurar correspondencia espacial; las dos se transformaron a radianza (Krause, 2005; Soudani et al., 2006) y reflectancia exoatmosférica (Thenkabail et al., 2004). Además, se corrigieron atmosféricamente utilizando el modelo Cost propuesto por Chávez (1996) para obtener la reflectancia superficial.

Índices espectrales de vegetación y extracción de valores espectrales

Los índices de vegetación (IV) son combinaciones de mediciones de reflectancia, sensibles a los efectos combinados de la concentración de clorofila en el follaje, área foliar y arquitectura del dosel. Los IV están diseñados para proveer una medida del estado de la vegetación y, aunque poseen algunas limitaciones (Romero-Sánchez et al., 2009), han sido usados en muchas aplicaciones, incluso para la estimación de biomasa/carbón aéreo (Avitabile et al., 2012).

Después de una revisión de literatura, se seleccionaron índices de vegetación que han sido citados para estimar parámetros forestales (Cuadro 2), los cuales se aplicarán en este trabajo.

The satellite images were pre-processed before being utilized to extract spectral information. The SPOT image was coregistered to the Quickbird image to ensure spatial correspondence. Both images were transformed into radiance values (Krause, 2005; Soudani et al., 2006) and exoatmospheric reflectance (Thenkabail et al., 2004). Furthermore, they were atmospherically corrected using the Cost model proposed by Chávez (1996) to obtain the surface reflectance.

Spectral vegetation indices and extraction of spectral values

The vegetation indices (VIs) are combinations of reflectance measurements that are sensitive to the combined effects of the concentration of chlorophyll in the foliage, foliar areas and canopy architecture. VIs are designed to provide a measure of the status of the vegetation, and although some have certain limitations (Romero-Sánchez et al., 2009), they have been used in many applications, even for purposes of estimating biomass/aboveground carbon (Avitabile et al., 2012).

After reviewing the literature, documented vegetation indices were selected to estimate forest parameters (Table 2) and were applied in the present study.



Cuadro 2. Información espectral utilizada en el presente estudio.

Índice de vegetación	Ecuación	Fuente
Bandas espectrales	Verde, Rojo, Infrarrojo cercano, Infrarrojo medio	Aguirre-Salado et al., 2012a
Índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI)	$\frac{NIR - R}{NIR + R}$	Rouse et al., 1974
Índice de vegetación de diferencias normalizadas modificado para SPOT: Infrarrojo medio-verde (NDV41), Infrarrojo medio-Rojo (NDVI42), Infrarrojo medio-Infrarrojo cercano (NDVI43), Rojo-Infrarrojo cercano (NDVI23)	$\frac{B_1 - B_2}{B_1 + B_2}$	
Índice de vegetación de diferencias normalizada modificado para Quickbird: Infrarrojo cercano-azul (NDV41), Infrarrojo cercano-verde (NDVI42), Infrarrojo medio-Infrarrojo cercano (NDVI43), Rojo-Infrarrojo cercano (NDVI23)	$\frac{B_1 - B_2}{B_1 + B_2}$	
Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI)	$\frac{(1 + L)(NIR - R)}{NIR + R + L}$	Huete, 1988
Índice verde de Vegetación (GVI)	$\frac{\text{Infrarrojo cercano}}{\text{verde}}$	Rao y Mohankumar, 1994
Índice de vegetación transformado (TVI)	$\sqrt{\frac{NIR - R}{NIR + R}} + 0.5$	Deering et al., 1975
Índice Ka (Infrarrojo cercano y Rojo)	$\frac{(VD_b)}{(Spi)(E_{T_i})} \quad i = 1, \dots, n$	Luévano et al., 2006

Table 2. Spectral information utilized in the present study.

Vegetation index	Equation	Source
Spectral bands	Green, Red, Near infrared, Medium infrared	Aguirre-Salado <i>et al.</i> , 2012
Normalized difference vegetation indices (NDVI)	$\frac{NIR - R}{NIR + R}$	Rouse <i>et al.</i> , 1974
Modified normalized difference vegetation index for SPOT: Medium infrared-green (NDV41), Medium infrared-Red (NDV42), Medium infrared-Near infrared (NDV43), Red-Near infrared (NDV123)	$\frac{B_1 - B_2}{B_1 + B_2}$	
Modified normalized difference vegetation index for Quickbird: Near infrared-blue (NDV41), Near infrared-green (NDV42), Medium infrared-Near infrared (NDV43), Red-Near infrared (NDV123)	$\frac{B_1 - B_2}{B_1 + B_2}$	
Soil-adjusted vegetation index (SAVI)	$\frac{(1 + L)(NIR - R)}{NIR + R + L}$	Huete, 1988
Green vegetation index (GVI)	$\frac{\text{Infrarrojo cercano}}{\text{verde}}$	Rao and Mohankumar, 1994
Transformed vegetation index (TVI)	$\sqrt{\frac{NIR - R}{NIR + R}} + 0.5$	Deering <i>et al.</i> , 1975
Ka index (Near infrared and Red)	$\frac{(VD_i)}{(Spi)(E_{ii})} \quad i = 1, \dots, n$	Luévano <i>et al.</i> , 2006,

Se calcularon los índices de vegetación señalados en cada imagen para realzar rasgos de interés y, posteriormente, usarlos como variables dependientes en modelos de regresión.

Para ambas imágenes, los valores espectrales fueron extraídos de dos maneras: a) valores espectrales centrales de cada sitio, y b) valores espectrales promedio de cada sitio de muestreo. Adicionalmente, se extrajeron valores espectrales de 30 sitios sin cobertura para cada imagen y se agregaron a la base de datos.

Clasificación supervisada

Con la finalidad de determinar la cobertura forestal en la zona, se realizó una clasificación supervisada con la imagen *Quickbird*. Esta se clasificó en tres categorías: bosque, no bosque y sombras, para ello se empleó el programa ERDAS *Imagine*® 2010, versión 10.1. En total se obtuvieron 30 firmas espectrales: 10 para bosque, 10 para no bosque y 10 para sombras. La clasificación de la parte boscosa, se hizo ajustándose al área que comprendieron los 64 sitios de muestreo.

The vegetation indices indicated in each image were calculated to highlight traits of interest and, subsequently, use these as dependent variables in regression models.

For both images, the spectral values were extracted in two different ways: a) central spectral values of each site, and b) average spectral values for each sampling site. Also, spectral values of 30 sites without cover were extracted for each image and added to the database.

Supervised classification

To determine the forest cover of the area, a supervised classification was carried out with the *Quickbird* image. Classification was divided into three categories -forest, non-forest and shades-, using the ERDAS software 2010, version 10.1, by *Imagine*®. A total of 30 spectral signatures were defined: 10 for the forest, 10 for non-forest, and 10 for shades. The classification of the forest part was adjusted to the area comprising the 64 sampling sites.



Clasificación orientada a objetos

La misma imagen se procesó con una aplicación de segmentación de multirresolución, la cual se encarga de fragmentarla en regiones multipíxel homogéneas basadas en varios parámetros definidos por el usuario. Lo anterior puede influenciar el resultado del proceso de segmentación, a través de la especificación y ponderación de los datos de entrada (Blaschke, 2010).

El algoritmo de segmentación se describe como una técnica de fusión de las regiones en la que los píxeles individuales se conglomeran en objetos pequeños (Figura 4), seguido por iteraciones sucesivas en que los objetos pequeños se fusionan gradualmente en objetos más grandes; de tal manera que, la heterogeneidad entre los objetos de la imagen resultante se minimiza (Chubey *et al.*, 2006).

Object-oriented classification

The same image was processed with a multiresolution segmentation application, which broke it up into homogeneous multipixel regions based on user-defined parameters. This process may influence the result of the segmentation process through specification and weighting of the input data (Blaschke, 2010).

The segmentation algorithm is described as a technique for the fusion of those regions in which the individual pixels cluster into small objects (Figure 4), followed by successive iterations in which small objects gradually fuse into larger objects, so that the heterogeneity among the objects of the resulting image is minimized (Chubey *et al.*, 2006).

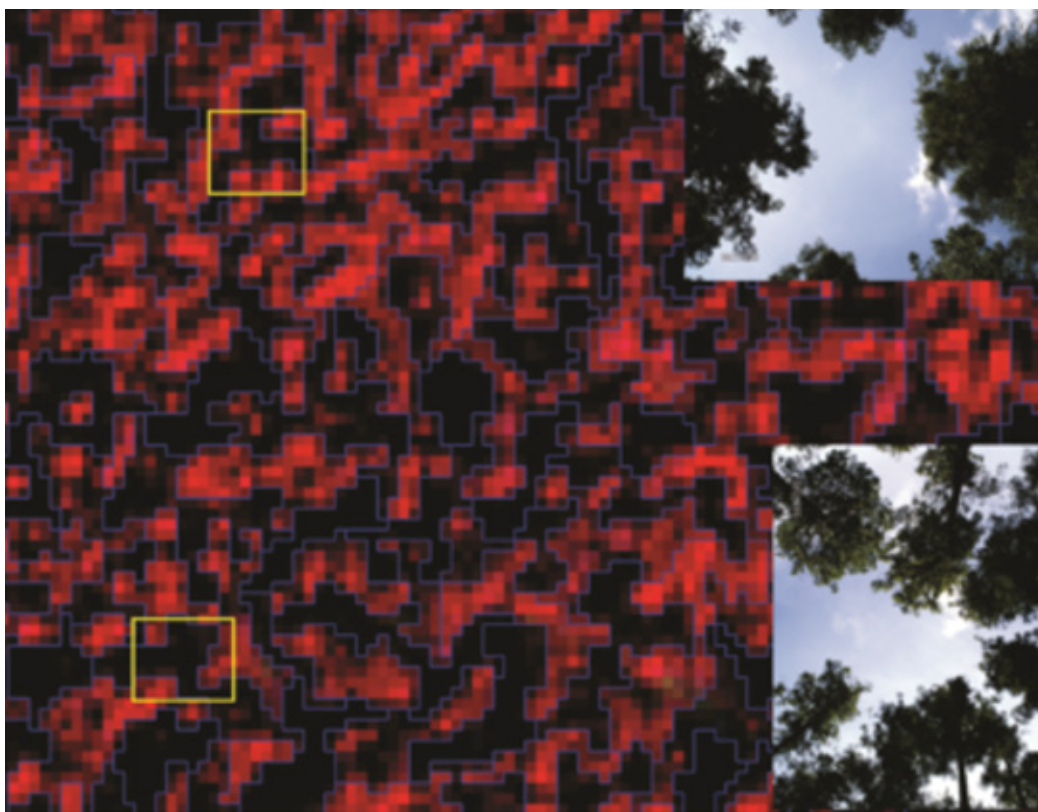


Figura 4. Parte del proceso de clasificación orientada a objetos.

Figure 4. Object-oriented classification process.

Los valores de cobertura obtenidos por sitio se adicionaron también a la base de datos. La validación de la precisión en las clasificaciones, en ambos casos, se llevó a cabo mediante el cálculo del índice Kappa y la matriz de exactitud promedio (Congalton y Kass, 2009), con datos de campo independientes al inventario forestal descrito anteriormente.

The values of the cover per site were also entered in the database. The accuracy of the classifications in both cases was validated by estimating the kappa index and the overall accuracy matrix (Congalton and Kass, 2009), with field data independent from the forest inventory described above.

Relación de las variables forestales y espectrales

Pruebas de correlación. Inicialmente se realizó un análisis de correlación de Pearson ($r; \alpha_{0.05}$) entre los parámetros forestales de densidad y la respuesta espectral captada en los píxeles de la imagen, a través de los índices de vegetación para determinar el grado de asociación entre las variables evaluadas.

Análisis de regresión (paramétrico). Mediante análisis de regresión se determinó el tipo de relación existente entre los datos espectrales provenientes de la imagen satelital y las variables respuesta de interés. Las variables dependientes incluyeron parámetros de densidad forestal: Carbono total (Mg/sitio); diámetro normal promedio (cm); y altura total (m). Las variables independientes fueron los valores espectrales por banda y sus transformaciones matemáticas (índices de vegetación) y la variable respuesta de acuerdo a lo sugerido por Zheng *et al.* (2004) y Aguirre-Salado *et al.* (2009).

Se utilizó el procedimiento de regresión *stepwise* para identificar a las variables que predicen mejor las variables de interés. El modelo utilizado fue de la forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Donde:

- y = Parámetro forestal por estimar
- X_n = Bandas espectrales, Índices de Vegetación, Cobertura de Copa
- β_n = Coeficientes de regresión
- ε = Error aleatorio

La construcción de los modelos de regresión utilizó 85 % de la base de datos de inventario, mientras que 15 % restante se usó para la validación de los modelos. Como indicadores de ajuste se emplearon los coeficientes de determinación (R^2). Además, para evaluar la capacidad predictiva de los modelos se calculó la raíz del error cuadrático medio (RECM) y la raíz del error cuadrático medio relativo (RECM %). Para todos los parámetros se estimaron límites de confianza a 95 % (Kutner *et al.*, 2004).

La estimación de las variables forestales en el área de estudio se realizó multiplicando las ponderaciones o coeficientes obtenidos de las ecuaciones de cada banda espectral o VI, para obtener la estimación espacialmente explícita de la variable de interés.

Correlation between the forest and spectral variables

Correlation tests. A Pearson's analysis ($r; \alpha_{0.05}$) of the correlation between the forest density parameters and the spectral response captured in the pixels of the image was carried out using the vegetation indexes to determine the degree of association between the evaluated variables.

(Parametric) Regression analysis. The type of relationship existing between the spectral data from the satellite image and the response variables of interest was determined. The dependent variables included forest density parameters: total carbon (Mg/site); mean diameter at breast height (cm) and total height (m). The independent variables were the spectral values per band and their mathematical transformations (vegetation indices), and the response variable was the parameter of interest, as suggested by Zheng *et al.* (2004) and Aguirre-Salado *et al.* (2009).

The stepwise regression procedure was utilized to identify the variables that best predict the variables of interest. The model was as follows:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon;$$

Where:

- y = Forest parameter to be estimated
- X_n = Spectral bands, Vegetation indices, Crown cover
- β_n = Regression coefficients
- ε = Random error

The construction of the regression model took 85 % of the inventory database, while the remaining 15 % was used to validate the models. The adjustment indicators were the determination coefficients (R^2). Furthermore, the predictive capacity of the models was assessed by calculating the root mean square error (RMSE) and the relative root mean square error (RRMSE). 95 % confidence intervals were estimated for all the parameters (Kutner *et al.*, 2004).

The forest variables in the study area were estimated by multiplying the weightings or coefficients calculated based on the equations of each spectral band or VI, to obtain the spatially explicit estimate of the variable of interest.



Resultados y Discusión

Las imágenes satelitales clasificadas permitieron discriminar los distintos elementos en la imagen, agrupados principalmente en tres categorías: Bosque, No bosque y Sombra (Figura 5). De acuerdo al proceso de validación de las clasificaciones; el índice Kappa estuvo arriba de 0.96 en todos los casos, mientras que la exactitud promedio arrojó valores superiores a 95 %. A partir de la clasificación se aislaron píxeles de bosque para utilizarlos en el cálculo de los promedios de valores espectrales al interior de la parcela de muestreo.

Results and Discussion

The classified satellite images enabled discrimination between the various elements in the image, grouped mainly into three categories: forest, non-forest and shade (Figure 5). According to the process for the validation of the classifications, the Kappa index was above 0.96 in all cases, while the overall accuracy yielded values above 95 %. Based on the classification, the forest pixels were isolated and used to calculate the mean spectral values within the sampling plot.

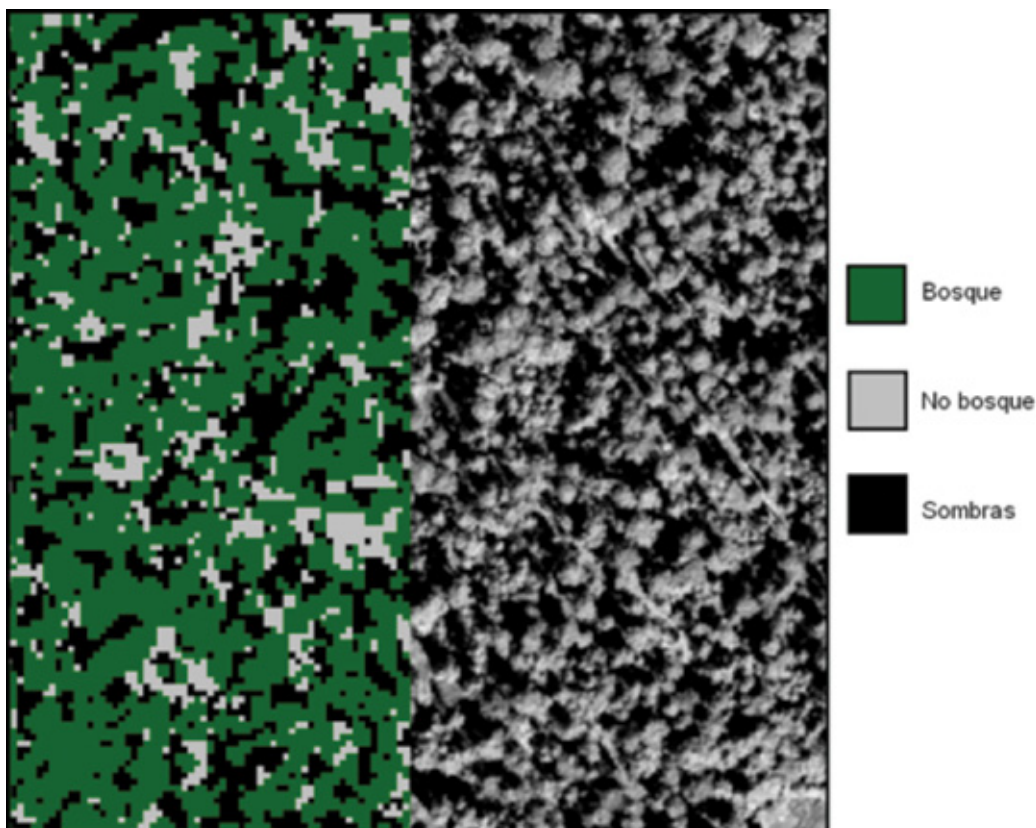


Figura 5. Categorías clasificadas en las imágenes satelitales.
Figure 5. Classified categories in the satellite images.

Pruebas de correlación

En los cuadros 3 y 4 se resumen los valores estimados de las correlaciones para las imágenes *SPOT* y *Quickbird*, respectivamente. Se observa, en el caso de la imagen *SPOT*, que los índices espectrales asociados a la región del infrarrojo (B_3) mostraron correlaciones relativamente altas (>0.50 , $\alpha=0.05$) con los valores de carbono aéreo, lo cual es congruente con registros hechos para bosques templados (Aguirre-Salado *et al.*, 2009). Sin embargo, en el caso de *SPOT*, algunas de las correlaciones más altas se presentaron en la región del verde (B_1). El diámetro normal y altura tuvieron correlaciones altas en

Correlation tests

Tables 3 and 4 summarize the estimated values of the correlations for the *SPOT* and *Quickbird* images, respectively. In the case of the *SPOT* image, the spectral indices to be associated with the infrared region (B_3) were observed to show relatively high correlations (>0.50 , $\alpha=0.05$) with the aboveground carbon values, consistently with the existing records for the temperate forests (Aguirre-Salado *et al.*, 2009). However, in the case of *SPOT*, some of the highest correlations occurred in the green region (B_1). The diameter at breast height and height had high

la mayoría de los valores extraídos de la imagen, tanto para valor central como valor promedio de la parcela.

correlations in most of the values extracted from the image, for both the central and mean values of the plot.

Cuadro 3. Coeficientes de correlación imagen SPOT.

	Variable	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	NDVI	TVI	NDVI ₂₃	NDVI ₄₁	NDVI ₄₂	NDVI ₄₃	IK _R	IK _{RC}	CC
Valor central de la parcela	C	-0.55	-0.55	-0.49	-0.20	0.45	0.34	-0.45	-0.21	0.12	-0.26	0.37	0.33	0.52
	DN	-0.67	-0.67	-0.60	-0.43	0.55	0.41	-0.55	-0.43	-0.05	-0.46	0.69	0.64	0.64
	ALT	-0.76	-0.76	-0.61	-0.48	0.66	0.51	-0.66	-0.46	-0.03	-0.53	0.68	0.65	0.72
Valor promedio de la parcela	C	-0.55	-0.55	-0.52	-0.56	0.48	0.39	-0.48	-0.56	-0.31	-0.54	0.37	0.32	0.52
	DN	-0.66	-0.67	-0.58	-0.67	0.62	0.54	-0.62	-0.63	-0.28	-0.66	0.69	0.66	0.64
	ALT	-0.75	-0.75	-0.61	-0.75	0.72	0.63	-0.72	-0.69	-0.26	-0.75	0.69	0.67	0.72

C = Carbono total; DN = Diámetro normal; ALT = Altura total; B_n = Reflectancias de cada banda; NDVI, GARI, TVI, NDVI₂₃, NDVI₄₁, NDVI₄₂, IK_R, IK_{RC} = Índices de vegetación; CC = Cobertura de copa.

Table 3. Correlation coefficients in the spot SPOT image.

	Variable	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	NDVI	TVI	NDVI ₂₃	NDVI ₄₁	NDVI ₄₂	NDVI ₄₃	IK _R	IK _{RC}	CC
Central value of the plot	C	-0.55	-0.55	-0.49	-0.20	0.45	0.34	-0.45	-0.21	0.12	-0.26	0.37	0.33	0.52
	DBH	-0.67	-0.67	-0.60	-0.43	0.55	0.41	-0.55	-0.43	-0.05	-0.46	0.69	0.64	0.64
	ALT	-0.76	-0.76	-0.61	-0.48	0.66	0.51	-0.66	-0.46	-0.03	-0.53	0.68	0.65	0.72
Mean value of the plot	C	-0.55	-0.55	-0.52	-0.56	0.48	0.39	-0.48	-0.56	-0.31	-0.54	0.37	0.32	0.52
	DBH	-0.66	-0.67	-0.58	-0.67	0.62	0.54	-0.62	-0.63	-0.28	-0.66	0.69	0.66	0.64
	H	-0.75	-0.75	-0.61	-0.75	0.72	0.63	-0.72	-0.69	-0.26	-0.75	0.69	0.67	0.72

C = Total carbon; DBH = Diameter at breast height; H = Total height; B_n = Reflectances of each band; NDVI, GARI, TVI, NDVI₂₃, NDVI₄₁, NDVI₄₂, IK_R, IK_{RC} = Vegetation indices; CC = Crown cover.

En la imagen *Quickbird* (Cuadro 4), los parámetros que registraron coeficientes de correlación altos (> 0.6), fueron las bandas azul, verde, roja y la mayoría de los índices espectrales asociados a la región infrarroja del espectro electromagnético.

In the *Quickbird* image (Table 4), the parameters with high correlation coefficients (> 0.6) were the blue, green and red bands, and most spectral indices associated with the infrared region of the electromagnetic spectrum.

Cuadro 4. Coeficientes de correlación imagen *Quickbird*.

	Variable	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	NDVI	TVI	NDVI ₂₃	NDVI ₄₁	NDVI ₄₂	NDVI ₄₃	IK _R	IK _{RC}	CC
Valor central de la parcela	C	-0.58	-0.57	-0.60	-0.02	0.64	-0.58	-0.64	0.50	0.60	0.43	0.42	0.55	0.59
	DN	-0.70	-0.69	-0.70	-0.14	0.71	-0.75	-0.71	0.51	0.65	0.75	0.72	0.58	0.71
	ALT	-0.75	-0.74	-0.75	-0.11	0.77	-0.77	-0.77	0.58	0.72	0.76	0.74	0.66	0.77
Valor promedio de la parcela	C	-0.60	-0.62	-0.64	-0.37	0.66	-0.72	-0.67	0.43	0.61	0.53	0.52	-0.36	0.68
	DN	-0.68	-0.71	-0.74	-0.40	0.77	-0.81	-0.78	0.51	0.71	0.79	0.78	-0.39	0.78
	ALT	-0.75	-0.77	-0.80	-0.44	0.83	-0.87	-0.84	0.56	0.77	0.78	0.77	-0.39	0.84

C = Carbono total; DN = Diámetro normal; ALT = Altura total; B_n = Reflectancias de cada banda; NDVI, GARI, TVI, NDVI₂₃, NDVI₄₁, NDVI₄₂, IK_R, IK_{RC} = Índices de vegetación; CC = Cobertura de copa.



Table 4. Correlation coefficients in the Quickbird image.

	Variable	B ₁	B ₂	B ₃	B ₄	NDVI	TVI	NDVI ₂₃	NDVI ₄₁	NDVI ₄₂	NDVI ₄₃	IK _R	IK _{RC}	CC
Central value of the plot	C	-0.58	-0.57	-0.60	-0.02	0.64	-0.58	-0.64	0.50	0.60	0.43	0.42	0.55	0.59
	DBH	-0.70	-0.69	-0.70	-0.14	0.71	-0.75	-0.71	0.51	0.65	0.75	0.72	0.58	0.71
	H	-0.75	-0.74	-0.75	-0.11	0.77	-0.77	-0.77	0.58	0.72	0.76	0.74	0.66	0.77
Mean value of the plot	C	-0.60	-0.62	-0.64	-0.37	0.66	-0.72	-0.67	0.43	0.61	0.53	0.52	-0.36	0.68
	DBH	-0.68	-0.71	-0.74	-0.40	0.77	-0.81	-0.78	0.51	0.71	0.79	0.78	-0.39	0.78
	H	-0.75	-0.77	-0.80	-0.44	0.83	-0.87	-0.84	0.56	0.77	0.78	0.77	-0.39	0.84

C = Total carbon; DBH = Diameter at breast height; H = Total height; B_n = Reflectances of each band; NDVI, GARI, TVI, NDVI₂₃, NDVI₄₁, NDVI₄₂, IK_R, IK_{RC} = Vegetation indices; CC = Crown cover.

La correlación negativa obtenida para los parámetros forestales contra las reflectancias y algunos índices de vegetación de este trabajo concuerdan con lo indicado por Hall *et al.* (2006) y Aguirre-Salado *et al.* (2009), quienes explican que dicha correlación por la disminución del albedo en zonas con vegetación densa y cerrada. Esta correlación negativa se acentuó en la banda 4 (Infrarroja) de la imagen SPOT 5 HRG (-0.60 a -0.75), y en la banda 3 (Roja) de la imagen Quickbird (-0.58 a -0.80).

The negative correlation for the forest parameters against the reflectances and certain vegetation indices of this work agree with the findings of Hall *et al.* (2006) and Aguirre-Salado *et al.* (2009), who explain this correlation by the reduction of the albedo in areas with dense, closed vegetation. This negative correlation was increased in band 4 (Infrared) of the SPOT 5 HRG image (-0.60 to -0.75), and in band 3 (Red) of the Quickbird image (-0.58 to -0.80).

Análisis de regresión

En el Cuadro 5 se muestran los diferentes modelos de regresión obtenidos mediante el análisis de regresión *stepwise*, a partir de los valores espectrales de la imagen SPOT 5 HRG y las coberturas.

Regression analysis

Table 5 shows the different models of regression obtained by means of the stepwise regression analysis, based on the spectral values of the SPOT 5 HRG image and the covers.

Cuadro 5. Modelos de regresión obtenidos mediante la regresión *stepwise*, para la imagen SPOT 5 HRG.

	Variable	Modelo	R ² ajustada
Valor central de la parcela	C	(1) $\beta_0 + \beta_1(CC) + \beta_2(IK_R) + \beta_3(IK_{RC})$	0.56
	DN	(4) $\beta_0 + \beta_1(CC) + \beta_2(IK_R) + \beta_3(IK_{RC})$	0.92
	ALT	(5) $\beta_0 + \beta_1(B_1) + \beta_2(B_2) + \beta_3(NDVI_{41}) + \beta_4(NDVI_{42}) + \beta_5(IK_R) + \beta_6(IK_{RC})$	0.95
Valor promedio de la parcela	C	$-0.11 + 2.31(CC) + 23.46(B_3) - 29.28(B_4) + 7.19(NDVI_{41}) - 100.34(IK_{RC})$	0.79
	DN	$32.32 - 203.34(TVI) - 526.93(NDVI_{23}) - 377.79(NDVI_{42}) + 340.94(NDVI_{43}) + 9774.65(IK_R)$	0.86
	ALT	$47.84 - 305.2(TVI) - 453.74(NDVI_{23}) + 71.03(NDVI_{41}) - 313.72(NDVI_{42}) + 213.7(NDVI_{43}) + 1710.8(IK_{RC})$	0.93

C = Carbono total; DN = Diámetro normal; ALT = Altura total; B_n = Reflectancias.



Table 5. Regression models obtained through stepwise regression, for the SPOT 5 HRG image.

	Variable	Model	Adjusted R ²
Central value of the plot	C	(1) $\beta_0 + \beta_1(CC) + \beta_2(IK_R) + \beta_3(IK_{RC})$	0.56
	DBH	(4) $\beta_0 + \beta_1(CC) + \beta_2(IK_R) + \beta_3(IK_{RC})$	0.92
	H	(5) $\beta_0 + \beta_1(B_1) + \beta_2(B_2) + \beta_3(NDVI_{41}) + \beta_4(NDVI_{42}) + \beta_5(IK_R) + \beta_6(IK_{RC})$	0.95
Mean value of the plot	C	$-0.11 + 2.31(CC) + 23.46(B_3) - 29.28(B_4) + 7.19(NDVI_{41}) - 100.34(IK_{RC})$	0.79
	DBH	$32.32 - 203.34(TVI) - 526.93(NDVI_{23}) - 377.79(NDVI_{42}) + 340.94(NDVI_{43}) + 9774.65(IK_R)$	0.86
	H	$47.84 - 305.2(TVI) - 453.74(NDVI_{23}) + 71.03(NDVI_{41}) - 313.72(NDVI_{42}) + 213.7(NDVI_{43}) + 1710.8(IK_{RC})$	0.93

C = Total carbon; DBH = Diameter at breast height; H = Total height; B_n = Reflectances.

Se aprecia que las variables predictivas más comunes, para la mayoría de los parámetros forestales, fueron la cobertura de copa, algunos NDVI y los índices K. Los modelos con el coeficiente de determinación más alto correspondieron a los de diámetro normal y altura, tanto para los valores centrales como para los valores promedio de la parcela.

En el Cuadro 6 se observan los modelos de regresión obtenidos para la imagen *Quickbird*, en los que, de manera similar, las variables predictivas más comunes fueron: la clasificación orientada a objetos, las reflectancias, algunos NDV y los índices K. Los modelos de diámetro normal y altura total resultaron con los coeficientes de determinación más altos.

The most common predictive variables for most forest parameters were the crown cover, certain NDVIs and the K indices. The models with the highest determination coefficient corresponded to the diameter at breast height and height, for both the mean and central values of the plot.

Table 6 shows the regression models obtained for the *Quickbird* image, in which the most common predictive values were, similarly: object-oriented classification, reflectances, certain NDVIs and the K indices. The models of diameter at breast height and total height had the highest determination coefficients.

Cuadro 6. Modelos de regresión obtenidos mediante la regresión *Stepwise*, para la imagen *Quickbird*.

	Variable	Modelo	R ² ajustada
Valor central de la parcela	C	(11) $\beta_0 + \beta_1(CC) + \beta_2(B_2) + \beta_3(B_3) + \beta_4(NDVI_{42}) + \beta_5(IK_R)$	0.86
	DN	(14) $\beta_0 + \beta_1(B_1) + \beta_2(B_2) + \beta_3(B_3) + \beta_4(NDVI) + \beta_5(NDVI_{41}) + \beta_6(NDVI_{42}) + \beta_7(IK_R)$	0.88
	ALT	(15) $\beta_0 + \beta_1(B_1) + \beta_2(B_2) + \beta_3(B_4) + \beta_4(GARI) + \beta_5(IK_R)$	0.91
Valor promedio de la parcela	C	$5.18 - 76.99(B_2) + 46.06(B_4) - 7.55(GVI)$	0.55
	DN	$2.59 - 494.29(NDVI) - 479.15(NDVI_{23}) + 15.91(IK_R) - 4.91(IK_{RC})$	0.84
	ALT	$-0.91 - 270.64(NDVI) - 275.49(NDVI_{23}) + 10.63(IK_R) - 3.27(IK_{RC})$	0.86

C = Carbono total; DN = Diámetro normal; ALT = Altura total.



Table 6. Regression models obtained using the Stepwise regression, for the Quickbird image.

Variable		Model	Adjusted R ²
Central value of the plot	C	(11) $\beta_0 + \beta_1(CC) + \beta_2(B_2) + \beta_3(B_3) + \beta_4(NDVI_{42}) + \beta_5(IK_R)$	0.86
	DBH	(14) $\beta_0 + \beta_1(B_1) + \beta_2(B_2) + \beta_3(B_3) + \beta_4(NDVI) + \beta_5(NDVI_{41}) + \beta_6(NDVI_{42}) + \beta_7(IK_R)$	0.88
	H	(15) $\beta_0 + \beta_1(B_1) + \beta_2(B_2) + \beta_3(B_4) + \beta_4(GARI) + \beta_5(IK_R)$	0.91
Mean value of the plot	C	5.18 -76.99(B ₂)+46.06(B ₄)-7.55(GVI)	0.55
	DBH	2.59-494.29(NDVI)-479.15(NDVI ₂₃) + 15.91(IK _R)-4.91(IK _{RC})	0.84
	H	-0.91-270.64(NDVI)-2.75.49(NDVI ₂₃)+ 10.63(IKR)-3.27(IK _{RC})	0.86

C = Total carbon; DBH = Diameter at breast height; H = Total height.

En el Cuadro 7 se consignan las estimaciones de carbono aéreo, diámetro normal y altura total para cada una de las imágenes, en las que se usaron los valores promedio de la parcela. Se evidencia que los valores en ambas imágenes son consistentes para las variables carbono aéreo y altura total.

Table 7 lists the estimates of aboveground carbon, diameter at breast height and total height for each of the images in which the mean values of the plot were used. The values for the aboveground carbon and total height variables are visibly consistent in both images.

Cuadro 7. Estimaciones de parámetros forestales por tipo de sensor.

	SPOT				Quickbird			
	Media	IC-	IC+	R ²	Media	IC-	IC+	R ²
C*	3.29	1.69	4.90	0.79	3.02	0.73	5.31	0.55
DN**	26.22	16.01	36.43	0.86	26.71	16.12	37.31	0.84
Altura***	19.54	14.47	24.61	0.93	19.53	12.66	26.40	0.86

* = MgC; ** = Centímetros, *** = Metros.

Table 7. Forest parameter estimations by sensor type.

	SPOT				Quickbird			
	Mean	IC-	IC+	R ²	Media	IC-	IC+	R ²
C*	3.29	1.69	4.90	0.79	3.02	0.73	5.31	0.55
DBH**	26.22	16.01	36.43	0.86	26.71	16.12	37.31	0.84
Height***	19.54	14.47	24.61	0.93	19.53	12.66	26.40	0.86

* = MgC; ** = Centimeters, *** = Meters.

Estimación de error y validación

En el Cuadro 8 se presenta el valor de la raíz del error cuadrático medio que se estimó para cada uno de los modelos utilizados. En el caso del para carbono aéreo, tanto absoluto (Mg) como relativo (%) fue menor a 0.79 y 26 %, respectivamente, para ambas imágenes. Los resultados de este estudio mostraron que es posible estimar parámetros forestales (altura total, diámetro normal, carbono aéreo) con modelos de regresión lineal múltiple. De acuerdo con la generación de las distintas ecuaciones, mediante el procedimiento *stepwise* se observó, para ambas imágenes y tratamientos, (valor central y valor

Error estimation and validation

The root mean square error estimated for each of the utilized models is shown in Table 8. In the case of the aboveground carbon, the root of both the absolute (Mg) and relative (%) error were below 0.79 and 26 %, respectively, for both images. The results of this study proved that it is possible to estimate forest parameters (total height, diameter at breast height, aboveground carbon) with multiple linear regression models. According to the generation of the various equations, using the *stepwise* procedures, the determination coefficients were

promedio de la parcela) que los coeficientes de determinación resultaron aceptables ($R^2 > 0.55$).

Cuadro 8. Estimación del error para cada variable.

Variable	Imagen SPOT 5 HRG		Imagen Quickbird	
	RECM	RECM %	RECM	RECM %
Carbono aéreo	0.78 Mg	23.89	0.77 Mg	25.28
Diámetro Normal	5.15 cm	20.13	10.70 cm	42.49
Altura	2.50 m	12.93	6.29 m	33.24

El error asociado a las estimaciones de carbono aéreo se ubicó dentro del intervalo documentado por otros autores. Por ejemplo, Aguirre-Salado *et al.* (2012b) citan para estimaciones de biomasa aérea un RECM % de 36.81, en modelos lineales en bosques del estado de San Luis Potosí. En otro caso, en el cual se utiliza información derivada de imágenes SPOT para estimar carbono aéreo en bosques de pino se registra un RECM % de 30.16 % (Aguirre-Salado *et al.*, 2009).

Las fuertes relaciones que presentaron los índices de vegetación con los parámetros forestales evaluados, concuerda con lo señalado por otros autores (Franklin, 2001; Mora *et al.*, 2013; Ji *et al.*, 2015); en especial el NDVI, y por consiguiente, de las bandas espectrales (R e IR). El NDVI es considerado un indicador del estado de la vegetación, debido a que se caracteriza por representar un claro contraste entre las regiones correspondientes al rojo visible y al infrarrojo cercano (Franklin, 2001).

Otra de las variables que fue común para la mayoría de los modelos fue el índice K (Luévano *et al.*, 2006). El valor de K se define como el valor espectral de la densidad de los componentes en el pixel, además de tomar en cuenta el valor digital de los pixeles, el número total de especies presentes y el número total de individuos en un área específica que para el interés de este estudio fue de 1 000 m².

Los modelos para estimar diámetro normal y altura total tuvieron coeficientes de determinación altos, para diámetros ($R^2=0.86$ y 0.84) y alturas ($R^2=0.93$ y 0.86) ($p<0.01$) para los sensores SPOT y Quickbird, respectivamente. Los resultados sugieren que, al tener estimaciones confiables de diámetros y alturas, estas se podrían utilizar para aplicarlos en las ecuaciones alométricas, lo cual simplificaría, sustantivamente, las evaluaciones de carbono o volumen en bosques templados. Es importante señalar que las condiciones del sitio (edad, diversidad, etcétera) fueron clave para la obtención de los modelos y resultados arriba descritos, por lo que es necesario evaluar la viabilidad de

observed to be acceptable ($R^2 > 0.55$) for both images and treatments (the mean and central values of the plot).

Table 8. Error estimation for each variable.

Variable	SPOT 5 HRG Image		Quickbird Image	
	RMSE	RRMSE %	RMSE	RRMSE %
Aboveground carbon	0.78 Mg	23.89	0.77 Mg	25.28
Diameter at breast height	5.15 cm	20.13	10.70 cm	42.49
Height	2.50 m	12.93	6.29 m	33.24

The error associated to the aboveground carbon estimations was located within the interval documented by other authors. For example, Aguirre-Salado *et al.* (2012b) reported a RRSME of 36.81 % for the aboveground biomass in linear models in the forests of the state of *San Luis Potosí*. In another case, in which information from SPOT images was used to estimate aboveground carbon in pine forests, the RRSME was 30.16 % (Aguirre-Salado *et al.*, 2009).

The strong relationships occurring between the vegetation indices and the assessed forest parameters agree with the findings of other authors (Franklin, 2001; Mora *et al.*, 2013; Ji *et al.*, 2015), especially, the NDVI, and therefore, the spectral bands (R and IR). The NDVI is considered to be an indicator of the status of the vegetation, as it is characterized by representing a clear contrast between the regions that correspond to the visible red and the near infrared (Franklin, 2001).

Another common variable for most models was the K index (Luévano *et al.*, 2006); the value of K is defined as the spectral value of the density of the components in the pixel; besides, it also takes into account the digital value of the pixels, the total number of the species present, and the total number of individuals in a specific area, which, for the purposes of this study was 1 000 m².

The models for estimating the diameter at breast height and total height had high determination coefficients, for diameters ($R^2=0.86$ y 0.84) and heights ($R^2=0.93$ y 0.86) ($p<0.01$) for the SPOT and Quickbird sensors, respectively. The results suggest that, when reliable estimates of the diameters and heights are available, these can be applied to allometric equations, which would substantially simplify the evaluations of carbon or volume in temperate forests. It is important to point out that the conditions of the site (age, diversity, etc.) were key for obtaining the models and results described above; it is, therefore, necessary to evaluate the viability of this type of studies under different conditions from those that were presented in this study.

este tipo de estudios en condiciones diferentes a las que se presentaron en el presente trabajo.

Aunque en términos de resolución espacial *Quickbird* es mejor que *SPOT 5 HRG*, los resultados demuestran que, contrario a lo que se esperaba, *SPOT 5 HRG* tuvo los mejores modelos de ajuste en la mayoría de los parámetros forestales evaluados; en especial diámetros y alturas. Los parámetros forestales evaluados, principalmente carbono, estuvieron ligados a la respuesta espectral de la imagen (valores promedio principalmente), sin que el tipo de sensor jugara un papel demasiado importante en los resultados.

Conclusiones

Los resultados sugieren que es posible estimar parámetros forestales (altura total, diámetro normal, carbono aéreo) a partir de datos espectrales de imágenes satelitales. Se corroboró la validez del uso de índices espectrales de vegetación en la estimación de parámetros forestales. Los sensores utilizados mostraron consistencia en las relaciones entre los valores espectrales y el carbono, lo que demuestra la utilidad y practicidad del uso de sensores remotos en la estimación de carbono almacenado. El análisis comparativo entre los sensores empleados demostró que la alta resolución espacial no mejora, sustancialmente, las estimaciones de parámetros forestales basadas en sensores remotos.

Agradecimientos

La investigación fue financiada por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (Conacyt) a través del proyecto "Definición de acciones sobre el riesgo en materia de adaptación y vulnerabilidad para el sector primario ante el cambio climático para el Estado de México" con Clave CONACYT: EDOMEX-2008-01-103001. Los autores agradecen las valiosas sugerencias y aportaciones de los dos revisores anónimos para la mejora sustancial del manuscrito original.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

Contribuciones por autor

Gustavo Torres Rojas: procesamiento y análisis de las imágenes satelitales y datos de campo, desarrollo de la investigación y análisis de los resultados; Martín Enrique Romero Sánchez: conceptualización, formulación y realización de la investigación, redacción y corrección del manuscrito; Efraín Velasco Bautista: supervisión del análisis estadístico y contribución a las observaciones del manuscrito; Antonio González Hernández: recopilación y análisis de información y revisión del manuscrito.

Although regarding spatial resolution *Quickbird* is better than *SPOT 5 HRG*, the results show that contrary to the expectations, *SPOT 5 HRG* had the best adjustment models in most evaluated forest parameters, especially diameters and heights. The evaluated forest parameters, mainly carbon, were linked to the spectral response of the image (primarily mean values), and the type of sensor did not play a major role in the results.

Conclusions

It is possible to estimate forest parameters (total height, diameter at breast height, aboveground carbon) based on spectral data of satellite images. The validity of the use of spectral vegetation indices in the estimation of forest parameters was corroborated. The utilized sensors showed consistency in the relationships between the spectral values and the carbon, which proves the usefulness and practicality of the use of remote sensing in the estimation of the stored carbon. The comparative analysis between the sensors used demonstrated that high spatial resolution does not substantially improve the estimations of forest parameters based on remote sensing.

Acknowledgements

This research was financed by the National Council of Science and Technology (Conacyt) through the "Definition of actions regarding the adaptation risk and vulnerability among the primary sector in the face of climate change for the State of Mexico" project, with the CONACYT Code EDOMEX-2008-01-103001. The authors wish to express their gratitude for the valuable suggestions and contributions by the two anonymous reviewers for the substantial improvement of the original manuscript.

Conflict of interests

The authors declare that they have no conflict of interests.

Contributions by author

Gustavo Torres Rojas: processing and analysis of the satellite images and field data, development of the research and analysis of the results; Martín Enrique Romero Sánchez: conceptualization, formulation and conduction of the research, drafting and correcting of the manuscript; Efraín Velasco Bautista: supervision of the statistical analysis and contribution of observations to the manuscript; Antonio González Hernández: collection and analysis of information and revision of the manuscript.

End of the English version



Referencias

- Acosta M., M., J. Vargas H., A. Velázquez M., A. y J. B. Etchevers B. 2002. Estimación de la biomasa aérea mediante el uso de relaciones alométricas en seis especies de arbóreas en Oaxaca, México. *Agrociencia* 36(6): 725-736.
- Aguirre-Salado, C. A., J. R. Valdez-Lazalde, G. Ángeles-Pérez, G., H. M. de los Santos-Posadas, R. Haapanen y A. I. Aguirre-Salado. 2009. Mapeo de carbono arbóreo aéreo en bosques manejados de pino Patula en Hidalgo, México. *Agrociencia* 43(2): 209-220.
- Aguirre-Salado, C. A., E. J. Treviño-Garza, O. A. Aguirre-Calderón, J. Jiménez-Pérez, M. A. González-Tagle, L. Miranda-Aragón, J. R. Valdez-Lazalde, A. I. Aguirre-Salado and G. Sánchez-Díaz. 2012a. Forest Cover Mapping in North-Central Mexico: A Comparison of Digital Image Processing Methods. *GIScience and Remote Sensing* 49(6): 895-914.
- Aguirre-Salado, C. A., E. J. Treviño-Garza, O. A. Aguirre-Calderón, J. Jiménez-Pérez, M. A. González-Tagle, J. R. Valdez-Lazalde, L. Miranda-Aragón and A. I. Aguirre-Salado. 2012b. Construction of aboveground biomass models with remote sensing technology in the intertropical zone in Mexico. *Journal of Geographical Sciences* 22(4): 669-680.
- Aguirre-Salado, C. A., E. J. Treviño-Garza, O. Aguirre-Calderón, J. Jiménez-Pérez, M. González-Tagle, J. R. Valdez-Lazalde, G. Sánchez-Díaz, R. Haapanen, A. I. Aguirre-Salado and L. Miranda-Aragón. 2014. Mapping aboveground biomass by integrating geospatial and forest inventory data through a k-nearest neighbor strategy in North Central Mexico. *Journal of Arid Land* 6:80-96. doi:10.1007/s40333-013-0191-x
- Asner, G. P. and J. Mascaro. 2014. Mapping tropical forest carbon: Calibrating plot estimates to a simple LiDAR metric. *Remote Sensing of Environment* 140:614-624.
- Avendaño H., D. M., M. Acosta M., F. Carrillo A. y J. D. Etchevers B. 2009. Estimación de biomasa y carbono en un bosque de *Abies religiosa*. *Revista Fitotecnia Mexicana* 32(3): 233-238.
- Avitabile, V., A. Baccini, M. A. Friedl and C. Schmullius. 2012. Capabilities and limitations of Landsat and land cover data for aboveground woody biomass estimation of Uganda. *Remote Sensing of Environment* 117:366-380.
- Ayala L., R., S., B. H. J. De Jong y H. Ramírez M. 2001. Ecuaciones para estimar biomasa en la meseta central de Chiapas. *Revista Capingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* 7(2): 153-157.
- Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal Photogrammetry Remote Sensing* 65(1): 2-16.
- Carrillo A., F., M. Acosta M., E. Flores, A., J. E., Juárez, B. y E. Bonilla, P. 2014. Estimación de biomasa y carbono en dos especies arbóreas en la Sierra Nevada, México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 5(5): 779-793.
- Chávez P., S. J. 1996. Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 62(9): 1025-1036.
- Chubey, M. S., S. E. Franklin and M. A. Wulder. 2006. Object-based analysis of Ikonos-2 imagery for extraction of forest inventory parameters. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 72(2): 383-394.
- Congalton, R. and G. Kass. 2009. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. Second Edition. ed. CRC Press, Taylor & Francis Group, Boca Raton, FL, USA. 200 p.
- Deering, D. W., J. W. Rouse, R. H. Haas and J. A. Schell. 1975. Measuring "Forage production" of grazing units from Landsat MSS data. *Proceedings of the 10th International Symposium on Remote Sensing of Environment*. October 6-10. Ann Arbor, MI, USA. pp. 1169-1178.
- Franklin, S. E. 2001. *Remote sensing for sustainable forest management*. Lewis, NY, New York. 407 p.
- Gebhardt, S., T. Wehrmann, M. A. Muñoz R., P. Maeda, J. Bishop, M. Schramm, R. Kopeinig, O. Cartus, J. Kellerhoffer, R. Ressler, L. A. Santos and M. Schmidt. 2014. MAD-MEX: Automatic Wall-to-Wall Land Cover Monitoring for the Mexican REDD-MRV Program Using All Landsat Data. *Remote Sensing* 6(5): 3923-3943.
- Global Observation of Forest and Land Cover Dynamics (GOFC-GOLD). 2011. *A sourcebook of methods and procedures for monitoring and reporting anthropogenic greenhouse gas emissions and removals caused by deforestation, gain and losses of carbon stocks in forests remaining forests, and forestation*. Report Version COP17-1. Alberta, Canada. 235 p.
- Hall, R. J., R. S. Skakun, E. J. Arsenault and B. S. Case. 2006. Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume. *Forest Ecology of Management* 225: 378-390.
- Häme, T., J. Kilpi, H. A. Ahola, Y. Rauste, O. Anropov, M. Rautiainen, L. Sirro and S. Bounpone. 2013. Improved mapping of tropical forests with optical and sar imagery, part i: Forest cover and accuracy assessment using multi-resolution data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations Remote Sensing* 6(1): 74-91.
- Herold, M., R. M. Román-Cuesta, D. Mollicone, Y. Hirata, P. Van Laake, G. P. Asner, C. Souza, M. Skutsch, V. Avitabile and K. Macdicken. 2011. Options for monitoring and estimating historical carbon emissions from forest degradation in the context of REDD+. *Carbon Balance and Management* 6: 1-13.
- Huete, A. R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* 25(3): 295-309.
- Ji, L., B. K. Wylie, D. R. N. Brown, B. Peterson, H. D. Alexander, M. C. Mack, J. Rover, M. P. Waldrop, J. W. Farland, X. Chen and N. J. Pastick. 2015. Spatially explicit estimation of aboveground boreal forest biomass in the Yukon River Basin, Alaska. *International Journal of Remote Sensing* 36(4): 939-953.
- Krause, K. 2005. *Radiometric Use of QuickBird Imagery*. Digital Globe Inc. Technical Note. World, Westminster, CO, USA. pp. 1-18.
- Kutner, M., C. Nachtsheim, J. Neter and W. Li. 2004. *Applied linear statistical models*. 5th Edition. ed. McGraw-Hill/Irwin. Chicago, IL, USA. 1396 p.
- Luévano, R., K. O. Luévano, G. Reyes, W. Ritter, G. A. Martínez, H. Rodríguez y E. Olivares. 2006. El índice Ka: un nuevo algoritmo para analizar los componentes de la superficie terrestre en imágenes de satélite. *Ciencia UNANL* 19(2): 171-178.
- Miranda-Aragón, L., E. J. Treviño-Garza, J. Jiménez-Pérez, O. A. Aguirre-Calderón, M. A. González-Tagle, M. Pompa-García y C. A. Aguirre-Salado. 2013. Tasa de deforestación en San Luis Potosí, México (1993-2007). *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* 19(2): 201-215.
- Mora, B., M. Wulder, J. White and G. Hobart. 2013. Modeling Stand Height, Volume, and Biomass from Very High Spatial Resolution Satellite Imagery and Samples of Airborne LiDAR. *Remote Sensing* 5(5): 2308-2326.
- Proteccion de Bosques del Estado de México (Probosque). 2010. *Inventario Forestal 2010*. Metepec, Edo. de Méx., México. 93 p.
- Rao, P. P. N. and A. Mohankumar. 1994. Cropland inventory in the command area of Krishnarajasagar project using satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 15(6): 1295-1305.
- Romero-Sánchez, E., F. Paz-Pellat, E. Palacios-Vélez, M. Bolaños-González, R. Valdez-Lazalde y A. Aldrete. 2009. Diseño de un índice espectral de la vegetación desde una perspectiva conjunta de los patrones exponenciales y lineales del crecimiento. *Agrociencia* 43(3): 291-307.
- Rouse, J. W. J., R. H. Haas, J. A. Schell and D. W. Deering. 1974. *Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS*. NASA editors. Washington, DC., USA. pp. 309-317.
- Roy, D. P., M. A. Wulder, T. R. Loveland, C. E. Woodcock, R. G. Allen, M. C. Anderson, D. Helder, J. R. Irons, D. M. Johnson, R. Kennedy, T. A. Scambos, C. B. Schaaf, J. R. Schott, Y. Sheng, E. F. Vermote, A. S. Belward, R. Bindaschadler, W. B. Cohen, F. Gao, J. D. Hipple, P. Hostert, J. Huntington, C. O. Justice, A. Kilic, V. Kovalsky, Z. P. Lee, L. Lyburner, J. G. Masek, J. McCorkel, Y. Shuai, R. Trezza, J. Vogelmann, R. H. Wynne and Z. Zhu. 2014. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment* 145: 154-172.

- Song, C. 2013. Optical remote sensing of forest leaf area index and biomass. *Progress in Physical Geography* 37: 98-113.
- Soudani, K., C. François, G. le Maire, V. Le Dantec and E. Dufrêne. 2006. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands. *Remote Sensing of Environment* 102(1-2): 161-175.
- Thenkabail, P. S., E. A. Enclona, M. S. Ashton, C. Legg and M. J. De Dieu. 2004. Hyperion, IKONOS, ALI, and ETM+ sensors in the study of African rainforests. *Remote Sensing of Environment* 90(1): 23-43.
- Valdez-Lazalde, J. R., M. J. González-Gullén y H. M. de los Santos-Posadas. 2006. Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia* 40(3): 383-394.
- Velasco B., E., M. E. Romero S., A. González H., F. Moreno S. y R. Pérez M. 2012. Funciones de Biomasa y Carbono Aéreo aplicable a árboles de *Pinus pseudostrabus* Lindl. en México. *Cuadernos de la Sociedad Española de Ciencias Forestales* 34: 315-319.
- Woodcock, C. E., R. Allen, M. Anderson, A. Belward, R. Bindschadler, W. Cohen, F. Gao, S. N. Goward, D. Helder, E. Helmer, R. Nemani, L. Oreopoulos, J. Schott, P. S. Thenkabail, E. F. Vermote, J. Vogelmann, M. A. Wulder and R. Wynne. 2008. Free access to Landsat imagery. *Science* 320(5879): 1011-1013.
- Wulder, M. A., J. C. White, S. N. Goward, J. G. Masek, J. R. Irons, M. Herold, W. B. Cohen, T. R. Loveland and C. E. Woodcock. 2008. Landsat continuity: Issues and opportunities for land cover monitoring. *Remote Sensing of Environment* 112(3): 955-969.
- Wulder, M. A., J. G. Masek, W. B. Cohen, T. R. Loveland and C. E. Woodcock. 2012. Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. *Remote Sensing of Environment* 122: 2-10.
- Wulder, M. A., S. M. Ortlepp, J. C. White and S. Maxwell. 2014. Evaluation of Landsat-7 SLC-off image products for forest change detection. *Canadian Journal of Remote Sensing* 34(2): 93-99.
- Zheng, D., J. Rademacher, J. Chen, T. Crow, M. Bresee, J. Le Moine and S.-R. Ryu. 2004. Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment* 93(3): 402-411.

